

**PREDIKSI HARGA *CRYPTOCURRENCY* MENGGUNAKAN
ALGORITMA PROPHET**

SKRIPSI

**OLEH:
DEWI RAMADHANI
178160079**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2023**

**PREDIKSI HARGA *CRYPTOCURRENCY* MENGGUNAKAN
ALGORITMA PROPHET**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area

Oleh:

DEWI RAMADHANI

178160079



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

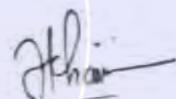
MEDAN

2023

Judul : Prediksi Harga *Cryptocurrency* Menggunakan Algoritma Prophet
Nama : Dewi Ramadhani
NPM : 178160079
Program Studi : Sarjana (S1) Teknik Informatika
Fakultas : Teknik

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing


Muhathir, ST, M.Kom
Pembimbing I


Nurul Khairina, S.Kom, M.Kom
Pembimbing II


Dr. Rachana Syah, S.Kom, M.Kom
NIDN : 0105058804


Abdul Muliono, S.Kom, M.Kom
NIDN : 0109038902

Tanggal Lulus : 2 Mei 2023

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa tugas akhir ini adalah hasil penelitian, pemikiran dan presentasi asli saya sendiri. Saya tidak mencantumkan tanpa pengakuan bahan yang telah diterbitkan atau ditulis oleh orang lain sebelumnya, atau sebagai bahan yang telah diajukan untuk gelar diploma di Universitas Medan Area atau perguruan tinggi lainnya. Apabila dikemudian hari terdapat kejanggalan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Universitas Medan Area. Demikian pernyataan ini saya buat.



**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Dewi Ramadhani
NPM : 178160079
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Tugas Akhir/Skripsi/Tesis

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Prediksi Harga *Cryptocurrency* Menggunakan Algoritma Prophet

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti noneksklusif ini, Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan memublikasikan tugas akhir/tesis/skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di: Medan
Pada tanggal: 7 Juni 2023
Yang menyatakan



(Dewi Ramadhani)

ABSTRAK

Cryptocurrency adalah mata uang elektronik atau digital yang berasal dari rancangan rangkaian *code* atau dianggap *blockchain*. Mata uang ini dapat dipakai menjadi alat pembayaran sah dengan melakukan transaksinya secara *online* atau memakai internet. Dibandingkan dengan mata uang konvensional uang elektronik ini dianggap mempunyai kelebihan yaitu fleksibilitasnya dimana dapat di pergunakan dimana saja, transparan, cepat serta biaya transaksi yang rendah. Sebagai contoh *cryptocurrency* adalah *bitcoin* dan *ethereum* bermanfaat sebagai alat pembayaran yang sah untuk beraneka ragam transaksi seperti membeli jasa game dan perlengkapan game sampai pembelian barang dan jasa. Pasar *cryptocurrency* mampu memberikan potensi laba yang besar tetapi risiko juga semakin besar dikarenakan pergerakan harga pada pasar cenderung berfluktuasi dengan cepat. Pada penelitian dilakukan prediksi nilai *bitcoin* dan *ethereum* dengan menggunakan algoritma prophet serta dilakukan model evaluasi akurasi dengan metode MAPE, MAE, MSE dan RMSE. Hasil pengujian akurasi prediksi *bitcoin* Dataset-1 dengan metode MAPE adalah rata-rata sebesar 0.058242457, MAE sebesar 0.044599164, MSE sebesar 0.145533417, RMSE sebesar 0.005667983 dan rata-rata akurasi sebesar 94.40 %. Hasil evaluasi pengujian prediksi pada Dataset-2 Ethereum adalah MAPE sebesar 0.053027105, MAE sebesar 0.000113043, MSE sebesar 0.000129931, RMSE sebesar 0.001506323 dan rata-rata akurasi sebesar 94.69 %.

Kata Kunci: Prediksi, *Cryptocurrency*, *Bitcoin*, *Ethereum*, Algoritma Prophet *Facebook*.

ABSTRACT

Cryptocurrency is an electronic or digital currency that originates from a series of code designs or is considered a blockchain. This currency can be used as legal tender by conducting transactions online or using the internet. Compared to conventional currencies, electronic money is considered to have advantages, namely flexibility which can be used anywhere, transparent, fast and low transaction costs. For example cryptocurrencies are bitcoin and ethereum are useful as legal tender for various transactions such as buying game services and game equipment to purchasing goods and services. The cryptocurrency market is able to provide large profit potential but the risk is also greater because price movements in the market tend to fluctuate rapidly. In this study, the prediction of the value of bitcoin and ethereum was carried out using the Prophet algorithm and an accuracy evaluation model was carried out using the MAPE, MAE, MSE and RMSE methods. The results of testing the prediction accuracy of bitcoin Dataset-1 with the MAPE method is an average of 0.058242457, MAE of 0.044599164, MSE of 0.145533417, RMSE of 0.005667983 and an average accuracy of 94.40%. The evaluation results of prediction testing on Dataset-2 ethereum are MAPE of 0.053027105, MAE of 0.000113043, MSE of 0.000129931, RMSE of 0.001506323 and an average accuracy of 94.69%.

Keywords: Prediction, Cryptocurrency, Bitcoin, Ethereum, Prophet Facebook Algorithm.

RIWAYAT HIDUP

Dewi Ramadhani, dilahirkan di Medan pada tanggal 28 Maret 1992. Anak pertama (1) dari satu (1) bersaudara pasangan H. Pariyo dan Rosmini. Penulis menyelesaikan pendidikan Taman Kanak-Kanak (TK) Aisyiyah Bustanul Athfal, Kecamatan Medan Sunggal, Kabupaten Kota Medan pada tahun 1997. Sekolah dasar di Sekolah Dasar Alwashliyah No. 45, Kecamatan Medan Barat, Kabupaten Kota Medan pada tahun 2003. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) pada Sekolah Menengah Pertama (SMP) Muhammadiyah 47, Kecamatan Sunggal, Kabupaten Deli Serdang, selama 3 tahun penuh dan selesai pada tahun 2006. Penulis melanjutkan pendidikan selanjutnya pada Sekolah Menengah Atas (SMA) Muhammadiyah 18 Sunggal, pada tahun 2006 dan lulus pada tahun 2009. Pada tahun 2017 penulis kembali melanjutkan pendidikan pada perguruan tinggi swasta, tepatnya pada Universitas Medan Area (UMA) Fakultas Teknik pada program studi Informatika. Selama masa perkuliahan penulis mengikuti berbagai kegiatan seperti kegiatan Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) selain itu penulis juga ikut dalam beberapa penelitian yang dipublikasikan dalam bentuk jurnal. Pada tahun 2020 penulis melaksanakan kerja praktek pada Sekolah Dasar (SD) N 060922 Medan.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi dengan judul “Prediksi Harga *Cryptocurrency* Menggunakan Algoritma Prophet”. Penulis menyadari bahwa skripsi ini dapat terselesaikan berkat dorongan, motivasi, bantuan, bimbingan, arahan dan kerjasama dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr. Rahmad Syah, S.Kom., M.Kom., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Ibu Susilawati, S.Kom., M.Kom., selaku Wakil Dekan Bidang Akademik Universitas Medan Area.
4. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
5. Bapak Muhathir, ST, M.Kom., selaku dosen pembimbing I yang telah memberikan banyak masukan, kritik, saran dan motivasi kepada penulis serta membimbing penulis dalam menyelesaikan tugas akhir/skripsi ini terselesaikan.
6. Ibu Nurul Khairina, S.Kom., M.Kom., selaku dosen pembimbing II, yang telah memberikan arahan, bimbingan, semangat, motivasi dan dorongan kepada penulis hingga penyusunan tugas akhir/skripsi ini terselesaikan. .
7. Orang Tua Bapak dan Ibu penulis yang telah mendukung, memberi semangat, motivasi, dan banyak perhatian serta memenuhi segala kebutuhan yang dibutuhkan penulis selama masa penyusunan tugas akhir/skripsi ini.
8. Teman-teman dan tim Program Kreativitas Mahasiswa yang telah memberikan dukungan dan kebersamaan selama 4 tahun masa perkuliahan hingga saat ini.

9. Serta semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir/skripsi ini, yang namanya tidak bisa disebutkan satu persatu. Terima kasih banyak.

Sebagai manusia, penulis tidak pernah luput dari kesalahan, penulis menyadari bahwa Tugas Akhir/Skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk pengembangan selanjutnya.



DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	iii
<i>ABSTRACT</i>	v
RIWAYAT HIDUP.....	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB I1 : PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
BAB 2 : LANDASAN TEORI.....	5
2.1 Cryptocurrency	5
2.1.1 Jenis <i>Cryptocurrency</i>	7
2.2 Model Time Series.....	8
2.3 Cross Validation Pada Time Series	8
2.4 Facebook Prophet	9
2.4.1 Metode Scrubbing data, Explore data, Modeling data, dan Intetpreting data (OSEMN).....	10
2.5 Evaluasi Performa Model Prediksi	14
2.5.1 <i>Mean Absolute Error</i> (MAE)	14
2.5.2 <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE).....	15
2.5.3 Evaluasi Menggunakan <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE).....	15
2.5.4 Evaluasi Menggunakan <i>Mean Squared Error</i> (MSE).....	16
2.5.5 Metode Normalisasi Data	16
2.6 Penelitian Terdahulu.....	17
BAB 3 : METODE PENELITIAN	19
3.1 Spesifikasi <i>Hardware</i> Dan <i>Software</i>	19
3.2 Arsitektur Penelitian	19
3.2.2 Koleksi Data	24
3.3 Analisis Data.....	25

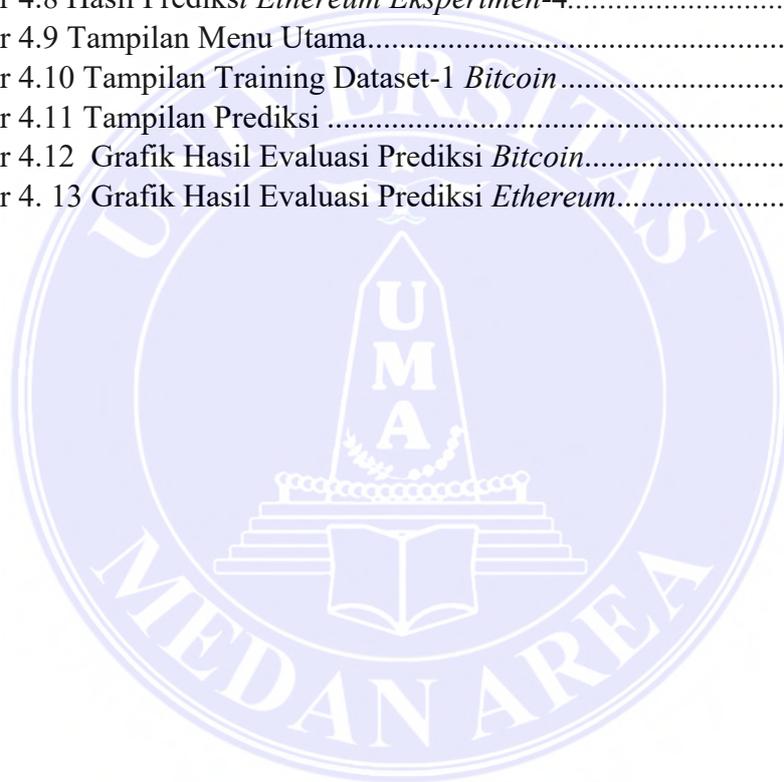
3.4 Metode Evaluasi	26
3.5 Perhitungan Metode Prophet	26
BAB 4 : HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1 Hasil.....	33
4.1.1 Dataset Yang Digunakan.....	33
4.1.2 Model Eksperimen	38
4.1.3 Tahap Pengujian <i>Bitcoin</i> Eksperimen-1.....	38
4.1.4 Tahap Pengujian <i>Bitcoin</i> Eksperimen-2.....	40
4.1.5 Tahap Pengujian <i>Bitcoin</i> Eksperimen-3.....	41
4.1.6 Tahap Pengujian <i>Bitcoin</i> Eksperimen-4.....	43
4.1.7 Tahap Pengujian <i>Ethereum</i> Eksperimen-1.....	45
4.1.8 Tahap Pengujian <i>Ethereum</i> Eksperimen-2.....	47
4.1.9 Tahap Pengujian <i>Ethereum</i> Eksperimen-3.....	48
4.1.10 Tahap Pengujian <i>Ethereum</i> Eksperimen-4.....	50
4.2 Tahap Pengujian	52
4.3 Pembahasan	54
BAB 5 : KESIMPULAN DAN SARAN	57
5.1 Kesimpulan	57
5.2 Saran.....	57
DAFTAR PUSTAKA	58
LAMPIRAN-LAMPIRAN.....	60

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kriteria Akurasi Prediksi	15
Tabel 2.2 Penelitian terdahulu	17
Tabel 3.1 Daftar hari libur Indonesia	21
Tabel 3.2 Dataset-1 Data <i>series Bitcoin</i> dan Dataset-2 <i>Ethereum</i>	24
Tabel 3.3 Periode Musiman	29
Tabel 3.4 Hasil peramalan harga <i>Bitcoin</i> pada bulan September 2020.....	30
Tabel 3.5 Nilai Akurasi Metode MAPE.....	31
Tabel 3.6 Hasil Akurasi Metode MAPE	31
Tabel 4.1 Dataset Nilai <i>Bitcoin</i>	34
Tabel 4.2 Dataset Nilai <i>Bitcoin</i> Hasil Prosesing	35
Tabel 4.3 Dataset Nilai <i>Ethereum</i>	36
Tabel 4.4 Dataset Nilai <i>Ethereum</i> Hasil Prosesing	37
Tabel 4.5 Model Eksperimen Dataset 1706 Hari	38
Tabel 4.6 Jumlah Data Training dan Testing	38
Tabel 4.7 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-1	38
Tabel 4.8 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-2	40
Tabel 4.9 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-3	41
Tabel 4.10 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-4	44
Tabel 4.11 Nilai rata-rata Hasil Evaluasi Prediksi <i>Bitcoin</i>	45
Tabel 4.12 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-1	45
Tabel 4.13 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-2	47
Tabel 4.14 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-3	49
Tabel 4.15 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-4	50
Tabel 4.16 Nilai rata-rata Hasil Evaluasi Prediksi <i>Ethereum</i>	52
Tabel 4.17 Hasil Evaluasi Prediksi <i>Bitcoin</i>	54
Tabel 4.18 Hasil Evaluasi Prediksi <i>Ethereum</i>	55

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Tahapan Penelitian.....	17
Gambar 3.2 <i>Flowchart</i> Algoritma Prophet.....	19
Gambar 4.1 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-1	39
Gambar 4.2 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-2	41
Gambar 4.3 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-3	43
Gambar 4.4 Hasil Prediksi <i>Bitcoin</i> Eksperimen-4	45
Gambar 4.5 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-1	47
Gambar 4.6 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-2	48
Gambar 4.7 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-3	50
Gambar 4.8 Hasil Prediksi <i>Ethereum</i> Eksperimen-4.....	51
Gambar 4.9 Tampilan Menu Utama.....	52
Gambar 4.10 Tampilan Training Dataset-1 <i>Bitcoin</i>	53
Gambar 4.11 Tampilan Prediksi	54
Gambar 4.12 Grafik Hasil Evaluasi Prediksi <i>Bitcoin</i>	55
Gambar 4.13 Grafik Hasil Evaluasi Prediksi <i>Ethereum</i>	55



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cryptocurrency adalah mata uang elektronik atau digital yang berasal dari rancangan rangkaian *code* atau dianggap *blockchain* (Purwaningsih & Kusumandari, 2021). Mata uang ini dapat dipakai menjadi alat pembayaran sah dengan melakukan transaksinya secara *online* atau memakai internet (Larasati, 2019). Dibandingkan dengan mata uang konvensional uang elektronik ini dianggap mempunyai kelebihan, salah satunya yaitu fleksibilitas dimana dapat di pergunakan dimana saja, transparan, cepat serta biaya transaksi yang rendah (Muzakki et al., 2021).

Sebagai contoh *cryptocurrency* merupakan *bitcoin* yang diperlihatkan pertama kali oleh Satoshi Nakamoto pada Januari 2009 yang bermanfaat sebagai alat pembayaran yang sah untuk beraneka ragam transaksi seperti membeli jasa game dan perlengkapan game sampai pembelian barang dan jasa. Inilah yang membuat transaksi bitcoin semakin ramai dan terkenal sampai keluar berbagai macam uang kripto yaitu *Ethereum, Ripple, Litecoin, Dogecoin, Mrai, Dashcoin* dan yang akan datang (Aldi et al., 2018). *Cryptocurrency* mampu mengubah alat pembayaran transaksi pembelian *online* menggunakan penukaran banyak mata uang seperti *Dollar, Yen, Rupiah* serta lainnya. Laba yang berbeda dihasilkan *cryptocurrency* ialah *high return, universal*, cepat serta simpel, transparan, aman kemudian sah. Aset sejenis uang digital di *cryptocurrency* yaitu *Ethereum, Ripple, Litecoin, Dogecoin, Mrai, Dashcoin*, serta sebagainya. Kemampuan investasi menggunakan mata uang kripto telah berjalan maju menuju instrumen investasi yang menjadikannya sangat digemari (Purwaningsih & Kusumandari, 2021).

Pasar *cryptocurrency* mampu memberikan potensi laba yang besar tetapi risiko yang dihadapi juga semakin besar dikarenakan pergerakan harga pada pasar cenderung berjalan menggunakan fluktuasi yang cepat. Volatilitas harga di pasar *cryptocurrency* yang dinamis merupakan hal yang rasional wajar, karena pelaku pasarnya yang tinggi yang membuatnya sangat spekulatif (Larasati, 2020). Faktor utama yang berperan membentuk volatilitas harga *cryptocurrency* adalah generasi baru trader serta investor

yang memasuki pasar, dan juga pemain serta investor yang baru belum pernah merasakan kejatuhan harga. serta ini memang biasa terjadi di pasar kripto, sehingga saat menghadapi situasi seperti ini pialang dan investor yang masih pemula akan terkejut dan cenderung melakukan transaksi lagi (Muzakki et al., 2021). Adanya investor lebih gampang terpengaruh oleh kondisi pasar *cryptocurrency* yang dinamis dan fleksibel dan sebagai contoh ketika terjadi kenaikan harga *Dogecoin* atau penurunan harga *Bitcoin* yang secara mengejutkan dampak dari tulisan Elon Musk di twitter. Hal inilah yang menjadi penyebab awal mula terjadinya koreksi yang lebih luas di pasar *cryptocurrency* (Aldi et al., 2018).

Algoritma Prophet adalah sebuah algoritma yang dapat memprediksi dengan memakai metode *Time Series Forecasting*. Algoritma ini memakai *Decomposable Time Series model* dengan tiga komponen penting yaitu *Seasonal*, *Trends*, serta *Holidays* atau *event effect* (Wildhanrahman et al., 2020). Fungsi ekspresi dominan yang merubah pemodelan non-periodik di nilai data *time series*, digambarkan contoh periodik mirip *seasonality* mingguan bahkan tahunan serta dampak hari libur yang timbul di saat tertentu (Sitepu dkk, 2021). Prophet memakai satuan ketika menjadi *regressor* serit menjalankan *fitting* menuju *saturating growth model (non-linear)* atau *piecewise linear model (linear)* menjadi kesatuan, caranya default Prophet memakai fitting data menuju model linear serta digantikan ke contoh non-linear memakai argumen di fungsi *library-nya* (Arisandi & Atika, 2020).

Pada penelitian Ferdiansyah dkk (2018), dimana dilakukan prediksi harga Bitcoin dengan menggunakan metode *Long Short Term Memory (LSTM)* dan dari hasil pengujian diperoleh jumlah *Epoch* 500 dengan nilai RMSE sebesar 288.59. Sesuai data yang dipaparkan diatas penelitian ini akan membahas penggunaan metode LSTM untuk menciptakan model prediksi harga pada pasar kripto. Penelitian ini bertujuan mencari tahu tingkat keakuratan model yang dibangun untuk melihat kelayakan model menjadi bahan pertimbangan investor atau trader pada pengambilan keputusan investasi.

Algoritma Prophet memakai data hari libur dalam membuat argumen pada saat membentuk model supaya dapat dipertimbangkan menjadi efek fluktuasi yang diperoleh (Arslan, 2022). Pemasukan data hari libur itu memakai data yang tersedia di *library* Prophet atau memasukan sendiri. Dari data hari libur yang diharapkan dimana pada penelitian data hari libur ini dipergunakan ialah data hari libur pada sebuah negara seperti indonesia. Penelitian ini akan dilakukan penilaian contoh menggunakan tujuan

agar pengukuran nilai error atau akurasi dari model prediksi yang dibangun menggunakan perbandingan menguji data dan melatih apa yang sebelumnya sudah dipengaruhi. Dalam dilakukannya model evaluasi dipergunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dimana evaluasi yang dihasilkan bisa mendeskripsikan seakurat apa hasil prediksi yang dijalankan oleh model yang memakai data latih sesuai data uji buat bandingan nilai prediksinya (Muzakki et al., 2021).

Pada penelitian (Jange, 2021) dimana dilakukan prediksi harga saham Bank BCA menggunakan algoritma Prophet dimana hasil penelitian ini menunjukkan akurasi prediksi yang cukup baik dengan MAPE sebesar 5.37 persen dengan penyetelan hiper parameter prediksi sedikit kurang baik pada beberapa bulan di tahun 2020 karena efek hari libur yang disebabkan oleh pandemi *Covid-19* dan pembatasan sosial berskala besar (PSBB).

Pada penelitian Jange (2021) dimana dilakukan prediksi indeks harga saham gabungan (IHSG) dengan algoritma Prophet dan hasilnya menunjukkan akurasi prediksi yang cukup baik dengan MAPE sebesar 8.27 dan 4.69 dengan penyetelan hiper parameter prediksi sedikit kurang baik pada bulan Maret tahun 2020 karena ada kasus pandemi *Covid-19*.

Berdasarkan penelitian terdahulu bahwa algoritma Prophet sangat cocok digunakan untuk penyelesaian kasus prediksi *cryptocurrency* serta model evaluasi yang digunakan pada penelitian ini adalah MAPE, MAE, MSE dan RMSE dan pada penelitian ini penulis melakukan prediksi harga *Cryptocurrency* dengan judul **Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Prophet**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana kinerja algoritma Prophet dalam melakukan prediksi *cryptocurrency* dengan memanfaatkan model evaluasi MAPE, MAE, MSE dan RMSE.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini dibuat untuk membuat sebuah sistem yang dapat melakukan prediksi harga *Bitcoin* dari data series *Cryptocurrency*.

1.4 Manfaat Penelitian

Berikut manfaat penelitian adalah:

1. Diperolehnya sebuah perangkat lunak yang dapat melakukan prediksi harga *Cryptocurrency*.
2. Diperoleh informasi apakah algoritma Prophet dapat digunakan untuk melakukan prediksi harga *Cryptocurrency*.

1.5 Batasan Masalah

Penulis membuat batasan masalah dalam penelitian yaitu:

1. Data *cryptocurrency* yang diprediksi adalah data series harga *Bitcoin* dan *Ethereum* mulai dari periode Januari 2016 sampai Desember 2020 yang bersumber dari situs:
<https://www.kaggle.com/datasets/sudalairajkumar/cryptocurrencypricehistory>
2. Jumlah *record* dataset *Bitcoin* dan *Ethereum* dari berjumlah 1705 *record* dari tahun 2016 sampai 2020.
3. Algoritma prediksi yang digunakan adalah Prophet.
4. Parameter yang digunakan untuk penentuan akurasi hasil prediksi adalah evaluasi model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Square Error* (MSE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE).
5. Tools bahasa pemrograman menggunakan MATLAB.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 *Cryptocurrency*

Zaman sekarang mata uang digital atau virtual yang dijamin memakai kriptografi bisa disebut *Cryptocurrency* dan karena diamankan dengan algoritma kriptografi maka hampir tidak mungkin untuk dipalsukan atau digandakan. *Cryptocurrency* atau investasi *crypto* ialah salah satu instrumen investasi yang lumayan terkenal. *Cryptocurrency* sendiri artinya mata uang digital yang hanya terdapat dan bisa dipergunakan secara *online* atau dunia maya. Umumnya *cryptocurrency* berupa jaringan server yang berteknologikan *blockchain* dimana pada umumnya *cryptocurrency* ialah dimana umumnya tidak dapat ditolak pihak otoritas bank sentral negara (BI) yang membuat tidak dapat dimanipulasi pemerintah. Tingkat keamanan mata uang *crypto* mengadaptasikan algoritma yang di enkripsikan dengan cara kriptografi melindungi beberapa hal yaitu juga *public-private key pairs* juga enkripsi kurva elips, serta fungsi *hashing* (Fatah & Subekti, 2018).

Sebagai contoh *cryptocurrency* merupakan *bitcoin* yang diperlihatkan pertama kali oleh Satoshi Nakamoto pada Januari 2009 yang bermanfaat sebagai alat pembayaran yang sah untuk beraneka ragam transaksi seperti membeli jasa game dan perlengkapan game sampai pembelian barang dan jasa. Inilah yang membuat transaksi bitcoin semakin ramai dan terkenal sampai keluar berbagai macam uang kripto yaitu *Ethereum*, *Ripple*, *Litecoin*, *Dogecoin*, *Mrai*, *Dashcoin* dan lainnya (Aldi et al., 2018).

Lalu *cryptocurrency* mampu mengubah alat pembayaran transaksi pembelian *online* menggunakan penukaran banyak mata uang seperti *Dollar*, *Yen*, *Rupiah* serta lainnya. Laba yang berbeda dihasilkan *cryptocurrency* ialah *high return*, *universal*, cepat serta simpel, transparan, aman kemudian sah. Aset sejenis uang digital di *cryptocurrency* yaitu *Ethereum*, *Ripple*, *Litecoin*, *Dogecoin*, *Mrai*, *Dashcoin*, serta sebagainya. Mampu terlihat investasi menggunakan mata uang kripto berjalan maju menuju instrumen investasi menjadikannya sangat digemari sekarang ini (Larasati, 2020).

Keuntungan berinvestasi mata uang kripto adalah banyaknya jumlah investor *Cryptocurrency*, termasuk di Indonesia dan dimana nilai aset kripto pun melonjak sangat pesat. Adapun jenis-jenis investasi *crypto* adalah sebagai berikut (Larasati, 2020):

1. *Bitcoin* adalah mata uang yang diperkenalkan oleh Satoshi Nakamoto tahun 2009 saat bulan November 2019 terdapat 18 juta *bitcoin* diperjual belikan dengan market value sekitaran US\$146 miliar yang diterbitkan oleh Investopedia dan sekarang ada sekitaran 68% *cryptocurrency* yang berjenis *bitcoin*.
2. *Litecoin* adalah jenis mata uang yang diperkenalkan pada tahun 2011 sebagai alat digital *peer-to-peer* (P2P) yang memberikan blok baru dan berbentuk *blockchain* yang memiliki kekuatan lebih cepat. Lalu yang menjadi kelebihan *Litecoin* ialah memungkinkan pemakai membuat pembayaran jauh lebih nyaman tanpa harus merasakan sistem komputasi yang kuat.
3. *Dogecoin*, mata uang ini diperkenalkan pada bulan Desember 2013 dimana mata uang ini mempunyai harga yang lebih murah dibanding *bitcoin* dimana jenis ini umumnya melakukan transaksi kecil, serta donasi, juga memberi tip.
4. *BitcoinCash*, jenis mata uang ini dikembangkan pada bulan Agustus 2017 lalu sekarang berhasil masuk lima *cryptocurrency* terhebat. Jenis ini dibuat karena beberapa pemakai *Bitcoin* ada yang tidak menyukai dengan banyaknya aturan yang di berlakukan.
5. *Feathercoin*, mata uang *cryptocurrency* ini yang berperilaku *open source* berjenis mata uang kripto yang diperkenankan oleh Peter Bushnell seorang IT *officer* di *Brasenose College, Oxford Univesity* pada April 2013.
6. *Ethereum*, mata uang *cryptocurrency* ini merupakan sistem *blockchain open-source* terdesentralisasi yang melihatkan *cryptocurrency*-nya, *Ether*. ETH berguna menjadikan platform buat banyak *cryptocurrency* lainnya, serta buat aplikasi kontrak cerdas terdesentralisasi.
7. *Shiba Inu*, mata uang *cryptocurrency* ini pertama kali dikeluarkan pada Agustus 2020 dimana saat ini menjadi mata uang kripto terbaik yang patut untuk diinvestasikan pada tahun 2022.
8. *Terra*, mata uang *cryptocurrency* ini berhasil menduduki berita utama dikarenakan kesuksesannya saat ini yang menjadi *cryptocurrency* terbaik yang akan bernilai diinvestasi pada tahun 2022.

9. *Solana*, mata uang *cryptocurrency* diterbitkan pada April 2019 sebagai proyek yang mengutamakan sifat tanpa mengizinkan untuk memberikan penjelasan keuangan terdesentralisasi (DeFi) seperti pemrosesan transaksi, kontrak cerdas, *stablecoin*, layanan pinjam meminjam *peer-to-peer*, dan banyak lagi.
10. *Poligon*, mata uang *cryptocurrency* ini adalah mata uang kripto terbaik yang mungkin bernilai diinvestasi pada tahun 2022 juga bertujuan agar platform bisa mengatasi berbagai rintangan yang didapati *blockchain Ethereum* sambil tetap memberikan solusi DeFi yaitu platform yang melihat rancangan “*internet blockchain Ethereum*” dengan menyambungkan jaringan *blockchain* yang kompatibel dengan *Ethereum* juga penggabungan solusi yang dapat diskalakan pada *Ethereum*.
11. *Binace Coin*, mata uang *cryptocurrency* ini dikembangkan dan diperjual belikan oleh pertukaran Binance. Mata uang digital ini juga dipergunakan sebagai token utilitas untuk pembayaran biaya perdagangan dan transaksi dengan harga terjangkau. Bisa diperdagangkan bahkan ditukar dengan mata uang kripto lainnya seperti *Ethereum* atau *Bitcoin*.

2.1.1 Jenis Cryptocurrency

Cryptocurrency yang beralaskan *blockchain* pertama yaitu *Bitcoin*, yang terus menjadikannya lebih sukses serta begitu berharga. Sekarang, ditemukan beraneka ragam mata uang kripto alternatif tentu banyak kegunaan serta kelebihan. Banyak mata uang kripto juga beradu muncul dampak ketenaran *Bitcoin*, seperti "*altcoin*", juga *Litecoin*, *Peercoin*, *Namecoin*, serta *Ethereum*, *Cardano*, lalu *EOS*. Diketahui nilai kesemuanya dari seluruh *cryptocurrency* yang ada yaitu \$ 214 miliar dimana *Bitcoin* saat ini mewakili lebih 68% dari totalan nilai (Purwaningsih & Kusumandari, 2021).

2.1.2 Untung Rugi Cryptocurrency

Cryptocurrency berjanji memudahkan setiap pengiriman modal secara langsung antar kedua badan, tanpa adanya tokoh ketiga yang dipercayai seperti bank atau perusahaan kartu kredit. Kegagalannya, bersifat semi-anonim bertransaksi *cryptocurrency* terlihat lebih cocok buat berbagai pekerjaan ilegal, contoh pencucian uang dan penggelapan pajak. Tetapi pengguna *cryptocurrency* selalu mengapresiasi

anonimitas kelompok, melihat manfaat pribadi yaitu melindungi para pelopor atau aktivis yang berdiri dinaungan pemerintahan yang represif (Arisandi & Atika, 2020)).

2.2 Model Time Series

Model *Time Series* atau deret waktu adalah model himpunan observasi data terurut berdasarkan waktu dimana metode *time series* adalah metode prediksi yang menggunakan analisa pola hubungan antara variabel waktu dengan variabel perkiraan. Umumnya pola data deret waktu terbagi menjadi empat yaitu horizontal, trend, musiman dan siklis. Pola horizontal adalah suatu pola kejadian yang tidak terduga dan bersifat acak tetapi kemunculannya dapat mempengaruhi fluktuasi data deret waktu. Pola *trend* adalah pola kecenderungan *time series* untuk meningkat, menurun atau tetap dalam jangka waktu yang panjang. Pola musiman adalah pola kejadian yang fluktuatif dari suatu data yang terjadi secara periodik dalam kurun waktu satu tahun seperti harian, mingguan, bulanan, triwulan, dan kuartalan. Pola siklis adalah pola perubahan data *time series* dalam jangka menengah yang disebabkan oleh keadaan yang berulang dalam siklus. Pola ini berlanjut dalam jangka waktu lebih dari setahun. Analisis *time series* adalah analisis sekumpulan himpunan data dalam suatu periode waktu yang lampau yang berguna untuk memprediksi bagaimana kondisi di masa depan. Plot dari deret waktu digunakan untuk memvisualisasi berdasarkan waktu kejadian (Julpan et al., 2015).

2.3 Cross Validation Pada Time Series

Metode *Cross Validation* pada *Time Series* adalah sebuah metode yang dapat digunakan untuk memvalidasi silang model deret waktu adalah validasi silang secara bergulir yang dimulai dengan sebagian kecil data untuk pelatihan, dan dilanjutkan dengan data uji. Dalam analisis *machine learning* prediksi deret waktu diperlukan pembagian untuk data latih dan data uji. Namun dalam kasus data deret waktu, tidak dapat dilakukan pembagian data secara acak karena kumpulan data deret waktu memiliki sifat *auto* regresif, tren, musiman, dan siklus yang tidak memungkinkan pemisahan data secara acak. Pemisahan data secara acak pada data runtun waktu mengakibatkan terjadi kebocoran data latih dan data uji sehingga angka hasil validasi bersifat baik namun ketepatan model buruk yang biasanya disebut *auto korelasi*. Oleh

karena itu diperlukan pemisahan khusus untuk data deret waktu menggunakan split deret waktu atau *time series split*. *Time series split* didukung dengan menggunakan *library sklearn* pada Python namun perlu ditentukan terlebih dahulu split yang digunakan. *Time series split* adalah fungsi untuk membagi data pelatihan dan data uji sebagai bagian tertentu dari akhir kumpulan data contohnya jika memiliki data observasi selama 10 tahun maka data latih yang digunakan adalah 7 tahun pertama dan data uji yang digunakan adalah 3 tahun terakhir (Jamila et al., 2021). *Split validation* merupakan teknik validasi yang membagi data menjadi dua bagian menjadi data *training* dan data *testing*.

2.4 Facebook Prophet

Facebook Prophet adalah prosedur untuk meramalkan data series waktu berdasarkan model aditif yang dikembangkan oleh *Facebook*. *Facebook Prophet* awalnya digunakan untuk menangani masalah deret waktu di bidang bisnis namun saat ini banyak digunakan untuk analisis prediksi pada data *Covid* karena karakteristik dari data *covid* yang bersifat *time series* dengan tingkat penyebaran yang eksponensial serta dipengaruhi oleh tindakan pencegahan karantina dan non karantina, maka tren nonlinear dengan sifat *exponential smoothing* di *Facebook Prophet* dinilai sangat cocok untuk data historis *COVID-19*. Selain itu berdasarkan penelitian dari (Battineni dkk., 2020) model *Facebook prophet* dapat berjalan dengan baik untuk populasi karantina dan non karantina serta dapat berjalan efektif untuk data di situasi pandemi saat ini. *Facebook Prophet* menggunakan model deret waktu yang mudah digunakan terdiri dari tiga komponen utama yaitu tren, musim, dan hari libur. Fungsi tren yaitu memodelkan perubahan non-periodik dalam deret waktu. Fungsi musim yaitu mewakili perubahan periodik (misalnya harian, mingguan, bulanan, dan tahunan). Fungsi libur yaitu mempresentasikan efek liburan yang terjadi pada jadwal yang tidak teratur selama satu atau beberapa hari. Dalam penelitian ini, penulis memfokuskan pada fungsi tren non-periodik dan mengecualikan fungsi musiman dan libur, karena pada kasus *COVID-19* fungsi musiman tidak dapat digunakan karena membutuhkan minimal setahun untuk memanfaatkan musim tahunan juga sifat dari virus *COVID-19* ini bukanlah ada di setiap tahun sedangkan fungsi libur tidak dapat digunakan karena virus corona tidak terpengaruh oleh hari libur, hari kerja atau bulan lainnya. Bentuk komponen Prophet dalam bentuk rumus sebagai berikut.

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t) \dots\dots\dots 2.1$$

Dimana :

$y(t)$ adalah nilai perkiraan pada saat t waktu

$g(t)$ adalah tren non-periodik pada saat t waktu

$s(t)$ adalah musiman periodik (mingguan, bulanan, tahunan) pada saat t waktu

$h(t)$ adalah efek liburan tidak teratur pada t waktu

$e(t)$ adalah perubahan istimewa yang tidak diakomodasi oleh model Belkacem

Pada intinya, *Facebook Prophet* adalah model regresi dengan parameter yang dapat diinterpretasikan dan telah banyak digunakan (Wildhanrahman et al., 2020). Model ini berfungsi paling baik dengan deret waktu yang memiliki efek tren seperti *COVID-19* selain itu prophet sangat kuat dalam menangani data yang hilang, pergeseran tren dan menangani data yang menyimpang terlalu jauh dari rangkaian data lainnya (*outliers*) dengan baik. Penggunaan *Facebook Prophet* berdasarkan kelebihanya yaitu :

1. Tepat, cepat serta mudah

Prophet dipakai diberbagai jenis aplikasi di *Facebook* untuk menunjukkan perkiraan yang handal dalam perencanaan dan penetapan tujuan. Menurut *Facebook* pendekatan prophet berjalan cukup baik dibandingkan pendekatan lainnya pada beberapa besar kasus yang telah diuji coba. Lalu kinerja dari Prophet berjalan tepat dalam berbagai macam masalah termasuk penyakit epidemik.

2. Penggunaan yang sepenuhnya otomatis

FB Prophet dapat melakukan prakiraan yang otomatis pada data yang berantakan tanpa upaya manual. Prophet sangat mudah menangani *outliers*, data yang hilang, dan perubahan dramatis dalam deret waktu.

2.4.1 *Metode Scrubbing data, Explore data, Modeling data, dan Intetpreting data (OSEMN)*

Proses prediksi dan analisis data series dengan *Prophet Facebook* yang merujuk pada metode OSEMN, mulai dari *obtain data, scrub data, explore data, model data* sampai pada interpretasi data.(Jamila et al., 2021)

1. Obtain Data

Dalam *data science* data merupakan hal yang paling penting, jadi *obtain data* adalah langkah pertama yang dilakukan untuk mendapatkan data. Data dalam tahap

data science harus menggunakan data yang *usable* atau dapat digunakan untuk tujuan analisis dengan melihat jenis dan bentuk datanya, cara memperoleh datanya dan sumber data. Kemudian mengidentifikasi apakah data tersebut dapat digunakan untuk masalah bisnis. Bentuk data yang diperlukan untuk *data science* dapat berasal dari data yang sudah ada sebelumnya atau dari data yang baru diunduh dari internet (misalnya dari repositori yang tersedia di *cloud* seperti GitHub dan Kaggle). Dalam penelitian ini data yang digunakan dalam analisis adalah dataset penerimaan mahasiswa baru di Universitas XYZ TA 2010/2011 sampai TA 2019/2020 yang diperoleh dari bagian kemahasiswaan dengan format CSV. (Suryanto, 2019)

2. Scrub data

Scrub data dilakukan dengan membersihkan, memfilter data atau mengekstrak yang sudah diperoleh. Hal ini dapat dilakukan dengan membuang data yang tidak penting, memperbaiki nilai data yang sudah hilang, menghapus data duplikat, kemudian melakukan konversi data dengan mengubah data dalam bentuk format lain kemudian menggabungkan semua data dalam satu format misalnya dalam bentuk CSV dan data pun bisa digunakan dalam analisis (Arisandi & Atika, 2020). Setelah data kita menjadi format yang kita inginkan, kita dapat menerapkan operasi *scrubbing* umum. Ini termasuk memfilter, mengganti, dan menggabungkan data. Baris perintah sangat cocok untuk jenis operasi ini, karena terdapat banyak alat baris perintah canggih yang dioptimalkan untuk menangani data dalam jumlah besar. Pada dataset dilakukan dilakukan scrubbing sebagai berikut:

- 1) Mengganti tipe data dari variabel Tanggal, variabel *close* dengan tipe data *int* dengan *double*
- 2) Menghapus nilai NA (*Not Available*)

3. Explore Data

Explore data adalah langkah di mana kita membiasakan diri dengan data dan memungkinkan kita untuk mencari tahu sub kumpulan data mana yang akan digunakan untuk pemodelan lebih lanjut serta membantu dalam pembuatan hipotesis untuk dieksplorasi. Memahami data sangat penting saat ingin mengekstrak nilai apa pun dari data, mengetahui jenis fitur pada data, berarti perlu mengetahui fitur mana yang perlu ditelusuri lebih lanjut jenis datanya menggunakan metode statistik, karena tipe data

yang berbeda akan membutuhkan metode analisis yang berbeda. Menjelajahi data dapat dilakukan dengan 3 langkah perspektif (Nabillah & Ranggadara, 2020):

- 1) Perspektif pertama yaitu memeriksa data dan propertinya seperti melihat nama variabel, tipe data, jumlah baris dan kolom, serta dilakukan pengujian stationer dengan tes ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) pada dataset dengan hasil bahwa data pengujian stationer.
- 2) Perspektif kedua yaitu dengan menghitung statistik deskriptif, misalnya nilai *mean* (rata-rata dari semua jumlah data), *median* (nilai tengah dari data yang sudah diurutkan dari yang terkecil sampai yang terbesar, dan modus (nilai yang sering muncul dalam data dan frekuensi nilai nya banyak). Perspektif ini berguna untuk mempelajari lebih lanjut tentang fitur individu.
- 3) Perspektif ketiga adalah visualisasi data untuk membantu dalam mengidentifikasi pola dan tren yang signifikan dalam dataset penerimaan mahasiswa baru dan bisa mendapatkan gambaran yang lebih baik melalui grafik sederhana seperti grafik garis atau grafik batang untuk membantu memahami pentingnya data, sehingga kita dapat mengetahui arah tindakan dan area yang dapat kita eksplorasi dalam fase pemodelan.

4. Model

Pemodelan data dilakukan dengan menentukan model untuk prediksi data yang dapat dilakukan di komputer (Putro et al., 2021). Secara umum, pemodelan data adalah membuat deskripsi abstrak atau tingkat yang lebih tinggi dari data. Sama seperti membuat visualisasi namun, visualisasi di satu sisi dicirikan oleh bentuk, posisi, dan warna sehingga kita dapat menafsirkannya dengan melihatnya. Model di sisi lain secara internal ditandai dengan sekumpulan angka misalnya, untuk membuat prediksi tentang titik data baru. Tahapan ini dilakukan untuk memodelkan data dengan memberikan model prediksi apa yang ingin digunakan dalam analisis dataset yang telah diperoleh. Model yang digunakan peneliti untuk analisis dataset prediksi nilai *cryptocurrency* menggunakan model Prophet *Facebook* untuk mengukur performa dari proses analisis yang akan dilakukan dan sebagai tujuan prediksi. Prophet *Facebook* adalah perangkat lunak (*Software*) sumber terbuka yang tersedia di Python, Matlab dan R yang diterbitkan oleh tim Facebook untuk meramalkan data runtun waktu dan memungkinkan untuk menangani ramalan berbagai musim (Arslan, 2022). Tergantung

pada model kontribusi yang cocok pada trend nonlinear mingguan, tahunan musiman dan ditambah hari libur. Model Prophet mengasumsikan bahwa runtun waktu dapat diuraikan sebagai berikut: $y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t)$ (2.1)

Keterangan:

$g(t)$ = untuk memodelkan perubahan non-periodik dalam runtun waktu.

$s(t)$ = perubahan periodik (misalnya mingguan / tahunan musiman).

$h(t)$ = efek liburan (tersedia pengguna) dengan jadwal tidak teratur

$\varepsilon(t)$ = istilah kesalahan untuk setiap perubahan yang tidak biasa yang tidak diakomodasi oleh model.

Prophet memiliki kerangka data (*Dataframe*) khusus yang menangani runtun waktu dan musim dengan mudah. Bentuk data membutuhkan dua kolom dasar yaitu “ds” untuk menyimpan runtun waktu dan tanggal dan kolom “y” untuk menyimpan nilai waktu yang seri sesuai dengan bentuk data (Harahap et al., 2022). Untuk pertumbuhan tren adalah komponen inti dari keseluruhan model Prophet. Tren merepresentasikan bagaimana keseluruhan runtun waktu tumbuh dan bagaimana itu diharapkan tumbuh di masa depan. Prophet memberikan dua model untuk analisis: model pertumbuhan-jenuh (*saturating-growth model*) dan model linier sepotong-sepotong (*piecewise-linear model*). Untuk musiman periodenya sangat banyak di runtun waktu. Misalnya, 5 hari kerja dalam seminggu dapat menghasilkan efek pada rangkaian waktu yang diulangi setiap minggu, sedangkan jadwal liburan dan liburan sekolah dapat menghasilkan efek yang diulangi setiap tahun. Untuk menyesuaikan dan meramalkan efek ini harus ditentukan model musiman adalah fungsi periodik dari t . Seri *Fourier* dapat diandalkan untuk memberikan model efek periodik yang fleksibel. Untuk Liburan dan acara tertentu dapat diprediksi pada banyak *time series* bisnis dan sering tidak mengikuti pola periodik, sehingga efeknya tidak dimodelkan dengan baik oleh siklus yang mulus. Prediksi dengan model *Prophet* dilakukan dengan bantuan *software R programming* sebagai alat untuk mencapai hasil prediksi (Harahap et al., 2022).

5. Interpretasi

Interpretasi hasil penelitian penting untuk memahami efektivitas penelitian. Ini perlu untuk mendeskripsikan hasil secara jelas dengan cara yang dapat dibandingkan dengan peneliti lain. Hasil harus diinterpretasikan secara objektif dan kritis sebelum menilai implikasinya dan menarik kesimpulan. Ini adalah fase terpenting namun tidak teknis karena berkaitan dengan memahami data dengan memahami cara

menyederhanakan dan meringkas hasil dari semua model yang telah dibangun. Ini memerlukan penarikan kesimpulan yang berarti dan rasionalisasi wawasan yang dapat ditindaklanjuti yang pada dasarnya memungkinkan kita untuk mencari tahu apa tindakan selanjutnya. Misalnya, fitur terpenting apa yang mempengaruhi label kelas (variabel Y) (Julpan et al., 2015).

Menafsirkan data pada dasarnya mengacu pada penyajian data, menyampaikan hasil sedemikian rupa bersama dengan wawasan yang dapat ditindaklanjuti yang ditemukan melalui *data science* dan menghasilkan analitik prediktif dan memahami bagaimana mengulangi hasil yang baik, atau mencegah hasil negatif. Selain itu, kita perlu memvisualisasikan hasil temuan (Suryanto, 2019)

2.5 Evaluasi Performa Model Prediksi

Untuk mengetahui keakuratan dari hasil prediksi yang telah dilakukan maka perlu diuji kinerja modelnya, hal ini biasanya disebut dengan proses evaluasi atau validasi model. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi model hasil prediksi. Dalam penelitian ini penulis menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Confusion Matrix* dengan penjelasan sebagai berikut (Purwaningsih & Kusumandari, 2021).

2.5.1 Mean Absolute Error (MAE)

MAE adalah rata-rata nilai absolut dari kesalahan meramal dimana MAE adalah perbedaan rata-rata antara kedua metode yang dihitung. MAE merupakan pengukuran yang umum digunakan untuk prediksi *error* pada analisis runtun waktu. Dalam ukuran MAE, model prediksi dapat dikatakan paling baik apabila nilai MAE mendekati angka 0 (nol). Nilai MAE ini menyatakan rata-rata besar kesalahan atau *error* pada model yang digunakan. (Putro et al., 2021). Berikut rumus dari MAE.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |actual - forecast| \dots\dots\dots (2.2)$$

Dimana:

Actual-Forecast : hasil pengurangan antara nilai asli dengan nilai hasil peramalan

n : jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan.

2.5.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE atau *mean absolute percentage error* ialah rata-rata nilai persentase absolut positif suatu kesalahan ramalan. MAPE yaitu perhitungan yang melihatkan nilai mutlak dari nilai aktual dan nilai prediksi (Nabillah & Ranggadara, 2020). Inilah rumus dari MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |actual - forecast| / Aktual \times 100 \dots\dots\dots (2.3)$$

Actual-Forecast : hasil pengurangan antara nilai asli dengan nilai hasil perkiraan

n : jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan.

Hasil peramalan dengan nilai MAPE menunjukkan semakin kecil nilai persentasenya maka hasilnya akan semakin akurat. Berikut tabel kriteria penilaian akurasi dari nilai MAPE:

Tabel 2.1 Kriteria Akurasi Prediksi

MAPE	Interpretasi
<10%	Kemampuan akurasi peramalan sangat baik
10-20%	Kemampuan akurasi peramalan baik
20-50%	Kemampuan akurasi peramalan layak
>50%	Kemampuan akurasi peramalan buruk

2.5.3 Evaluasi Menggunakan Root Mean Square Error (RMSE)

Nilai RMSE didapatkan dari rata-rata kuadrat dari perbedaan nilai estimasi dengan nilai observasi suatu data, semakin kecil nilai RMSE maka data tersebut semakin mendekati akurat. Nilai RMSE digunakan untuk mengukur kesalahan suatu model prediksi data yang bersifat kuantitatif (Putro et al., 2021). Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai RMSE dapat dilihat pada rumus:

$$RMSE = \left(\frac{\sum (y_i - y'_i)^2}{n} \right)^{1/2} \dots\dots\dots (2.4)$$

Dimana (*x'*, *y'*) merupakan nilai perhitungan, (*x*, *y*) merupakan nilai *exact*, dan *n* adalah jumlah data.

2.5.4 Evaluasi Menggunakan Mean Squared Error (MSE)

Pengukuran akurasi prediksi dapat dihitung dengan menghitung nilai MSE (*Mean Squared Error*) (Jange, 2021). MSE dapat dihitung dengan persamaan:

$$MSE = \frac{1}{XY} \sum_x \sum_x [I - I']^2 \dots\dots\dots (2.5)$$

Dimana $I(i,j)$ adalah nilai aktual, I' adalah nilai nilai forecasting

2.5.5 Metode Normalisasi Data

Pada Praproses data adalah merupakan sebuah tahap awal yang harus dilakukan pada data mining dengan tujuan untuk mempersiapkan suatu data mentah (*row material*) sebelum dilakukannya proses lanjutannya. Praproses data dilakukan dengan cara mengeliminasi data yang tidak sesuai atau mengubah data menjadi bentuk yang lebih mudah diproses oleh sebuah sistem. Praproses juga dilakukan untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat, pengurangan waktu perhitungan untuk masalah skala besar, dan membuat nilai data menjadi lebih kecil tanpa merubah informasi yang didalamnya. Praproses data dapat berupa data cleaning, data *integration*, data *reduction* dan data transformation. Pada beberapa dataset terdapat rentang nilai yang berbeda disetiap atribut. Perbedaan rentang nilai pada setiap atribut menyebabkan tidak berfungsinya atribut yang memiliki nilai jauh lebih kecil dibandingkan dengan atribut-atribut lainnya. Oleh karena itu, diperlukan adanya transformasi data dengan normalisasi untuk menyamakan rentang nilai pada setiap atribut dengan skala tertentu. Agar dapat menghasilkan data mining yang lebih baik. Transformasi data dengan normalisasi dapat dilakukan dengan beberapa cara, yaitu *min-max normalization*, *z-score normalization*, *decimal scaling*, sigmoid, dan *softmax* (Nasution et al., 2019). Proses normalisasi nilai ekstraksi ciri dilakukan setelah diperoleh ekstraksi ciri citra aksara menggunakan metode *minmax* yang bertujuan agar memperbaharui total nilai ekstraksi citra pengujian dan pelatihan. Dalam data ekstraksi ciri seluruh bagian blok piksel dilakukan proses normalisasi supaya nilai ekstraksi ciri pada 0-1 menggunakan rumus:

$$X_n = \frac{(X_i - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \dots\dots\dots (2.6)$$

X_i = Unit terhadap i

X_{min} = Unit minimum ke i

X_{max} = Unit maksimum ke i

2.6 Penelitian Terdahulu

Berikut adalah rangkuman hasil penelitian terdahulu yang memiliki keterkaitan dengan penelitian ini dalam memprediksi data.

Tabel 2.2 Penelitian terdahulu

No	Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Keterangan
1	Arisandi, A. D., Ferdiansyah, Atika, L. 2020.	Prediksi Mata Uang <i>Bitcoin</i> Menggunakan LSTM dan Analisis Sentimen pada Sosial Media	<i>Long Short Term Memory Neural Network</i>	RMSE mendapatkan nilai 335.201882 dengan epoch 10. Lebih kecil RMSE maka lebih baik performansi modelnya terhadap data testing
2	Muzakki, M. A., Sabila, M. A., Sundari, S. & Wisnuadhi, B. 2021.	Analisis Algoritma Prophet untuk Memprediksi Harga Pangan di Kota Bandung	Algoritma Prophet	Akurasi model dibentuk memberikan persentase hasil akurasi total 84,243% untuk model non-linear serta 81,379% model linear
3	Wildhanrahman, F. I., Abdulbaaqiy, C. L. & Dirhami, M. F. 2020.	Prediksi puncak wabah <i>Covid-19</i> di Indonesia menggunakan model logistik dan forecasting dengan FB Prophet	FB Prophet	FB Prophet mendapati hasil yaitu kasus terinfeksi <i>Covid-19</i> di Indonesia akan terus melonjak, analisis ini berhasil memprediksi bahwa pada tanggal 22 Oktober 2020 akan didapati 375.393 jiwa yang terinfeksi <i>Covid-19</i> di Indonesia.

4	Rizkilloh, M. F.&Widiyanesti, S. 2022	Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory	Long Short Term Memory	Hasil terakhir pengujian memberitahu performa prediksi terbaik terjadi saat menjalankan pengujian terhadap jenis koin DOGE dengan jumlah Epoch 20 yang mendapati nilai RMSE sebesar 0,0630.
5	Jange, B. 2022.	Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Prophet.	FB Prophet	Hasil penelitian ini menunjukkan akurasi prediksi yang cukup baik dengan MAPE sebesar 8.27 dan 4.69 dengan penyetelan hiper parameter; prediksi sedikit kurang baik pada bulan Maret tahun 2020 karena ada kasus pandemi Covid-19.
6	Jange, B. 2021.	Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan Prophet.	FB Prophet	Akurasi prediksi yang cukup baik dengan MAPE sebesar 5.37 persen dengan penyetelan hiper parameter; prediksi sedikit kurang baik pada beberapa bulan di tahun 2020 karena efek hari libur yang disebabkan oleh pandemi Covid-19 dan pembatasan sosial berskala besar (PSBB).

BAB 3

METODE PENELITIAN

3.1 Spesifikasi *Hardware* Dan *Software*

Penerapan algoritma Prophet untuk prediksi nilai *bitcoin* dari data series memiliki syarat spesifikasi *hardware* dan *software* yang digunakan:

1. *Hardware*

Hardware yang akan dipakai untuk menciptakan aplikasi ini adalah :

- a. *Processor Intel Pentium Core I3*
- b. RAM 4 Gb
- c. Resolusi layar VGA 1024 x 768 *Pixel* dan *Color Depth* 32 bit
- d. *Harddisk* 500 GB

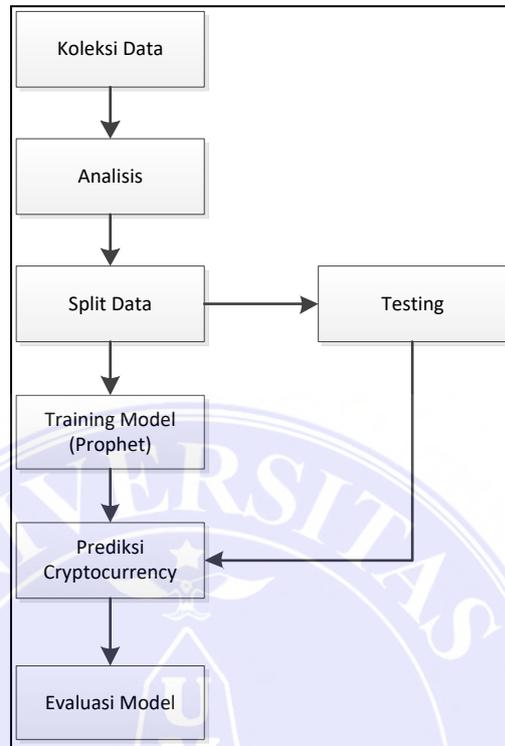
2. *Software*

Software yang dalam untuk berjalannya aplikasi ini adalah:

- a. System Operasi *Microsoft Windows* 10
- b. Tools Matlab 2015b.

3.2 Arsitektur Penelitian

Untuk mengimplementasi model Prophet dalam memprediksi harga *cryptocurrency* dapat dijelaskan dengan arsitektur penelitian ini adalah seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Arsitektur Penelitian

Pada Gambar 3.1 diatas adalah arsitektur penelitian dengan tahapan pada penelitian ini adalah

1. Koleksi Data

Penelitian ini mengumpulkan data dengan melakukan teknik *scraping* menggunakan *Google Colaboratory* dan diolah dengan tool MATLAB. Data yang terkumpul ialah data *history* harga Bitcoin (BTC) dan *Ethereum* dengan jarak waktu diawali dari tanggal 1 Januari 2016 lalu sampai 31 Agustus 2020 yang dihasilkan dari *Yahoo Finance*. Pada pelatihan model dilakukan dengan menambahkan data hari libur yang berisi daftar tanggal hari libur beserta nama atau keterangan dari hari libur tersebut ke dalam model. Penerapan komponen hari libur ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dari model Prophet (Muzakki *et al.*, 2021). Data yang digunakan adalah daftar tanggal hari libur dari tanggal 1 Januari 2016 sampai 31 Agustus 2020. Penulis menggunakan data hari libur Indonesia yang telah disediakan oleh *library* Prophet dengan kode negara “ID”, dan keterangannya adalah sebagai berikut.

Tabel 3.1 Daftar hari libur Indonesia

Tanggal	Nama	Keterangan
1 Januari	Tahun Baru Masehi	
Januari / Februari	Tahun Baru Imlek	Sejak 2003
Mei	Hari Buruh Internasional	Hari libur nasional antara tahun 1953 dan 1968, diperkuat sejak tahun 2014
Mei / Juni	Kenaikan Yesus Kristus	
April / Mei	Hari Raya Waisak	Sejak 1983
1 Juni	Hari Lahir Pancasila	Sejak 2017
17 Agustus	Hari Kemerdekaan Republik Indonesia	
25 Desember	Hari Raya Natal	
1 Muharram	Tahun Baru Islam	
12 Rabiul Awwal	Maulid Nabi Muhammad SAW	
27 Rajab	Isra' Mi'raj Nabi Muhammad SAW	
1 dan 2 Syawal	Hari Raya Idul Fitri	
10 Dzulhijjah	Hari Raya Idul Adha	

2. Analisis

Analisis adalah kegiatan untuk mencari faktor-faktor penyebab fluktuasi harga cryptocurrency berupa faktor domestik lokal maupun internasional .

3. Split Data

Split data bertujuan untuk melakukan pemisahan data menjadi data pelatihan dan data pengujian, hal ini dilakukan dalam penelitian untuk mengetahui seberapa akuratnya hasil prediksi melalui model yang dibuat terhadap data harga *close bitcoin* yang diprediksi. Proses ini menjadi dasar dalam melakukan evaluasi terhadap model yang telah dibuat.

4. Training

Training adalah bertujuan untuk mempelajari data yang berupa tanggal, open serta *close* harga *bitcoin* dengan algoritma Prophet. Hasil keluaran training adalah model data yang akan digunakan pada proses testing.

5. Testing

Testing bertujuan untuk melakukan pengujian prediksi data data uji, hal ini dilakukan dalam penelitian untuk mengetahui seberapa akuratnya hasil prediksi melalui model yang dibuat terhadap data harga harga close *bitcoin*. Proses ini menjadi dasar dalam melakukan evaluasi terhadap model yang telah dibuat.

6. Implementasi Algoritma Prophet

Algoritma Prophet dikenal memiliki kemampuan yang baik dalam membangun model prediksi dengan mempertimbangkan hari libur sebagai pertimbangan prediksi. Model Prophet untuk memprediksi harga *cryptocurrency* diimplementasikan menggunakan *library fbprophet* di bahasa pemrograman. Metode ini menggunakan *Decomposable Time Series Model* dengan menggunakan tiga komponen utama model: *Trend*, *Seasonality* dan *Holidays* (hari libur).

7. Evaluasi model

Evaluasi Model bertujuan untuk mengukur nilai *error* atau akurasi dari model prediksi yang dibangun dengan membandingkan data uji dan latih yang telah ditentukan sebelumnya. Untuk melakukan evaluasi model dengan menggunakan:

a. Metode MAPE (*Mean Absolute Percentage*)

MAPE atau *error* adalah rata-rata nilai persentase absolut positif dari kesalahan meramal. MAPE merupakan perhitungan yang menunjukkan nilai mutlak dari nilai aktual dan nilai prediksi. Pada hasil peramalan dimana nilai MAPE yang semakin kecil nilai persentasenya maka hasilnya akan semakin akurat.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Actual-forecast}{Actual} \right| \times 100\% \dots\dots\dots$$

(3.1)

Dimana:

Aktual-Forecast : hasil pengurangan antara nilai asli dengan nilai hasil peramalan

n : jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan (Putro dkk, 2021).

b. Metode MAE (*Mean Absolute Error*)

MAE adalah rata-rata nilai absolut dari kesalahan meramal. Mean absolute error adalah perbedaan rata-rata antara kedua metode yang dihitung. *Mean Absolute Error* (MAE) merupakan pengukuran yang umum digunakan untuk prediksi error pada analisis runtun waktu. Dalam ukuran MAE, model prediksi

dapat dikatakan paling baik apabila nilai MAE mendekati angka 0 (nol). Nilai MAE ini menyatakan rata-rata besar kesalahan atau *error* pada model yang digunakan (Putro dkk, 2021). Berikut rumus dari MAE.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Actual - forecast| \dots\dots\dots (3.2)$$

Dimana

Actual-Forecast : hasil pengurangan antara nilai asli dengan nilai hasil peramalan

n : jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan (Suryanto, 2019)

c. Metode Mean Squared Error (MSE)

Pengukuran akurasi prediksi dapat dihitung dengan menghitung nilai MSE (*Mean Squared Error*) (Ferdiansyah et al., 2019). MSE dapat dihitung dengan persamaan:

$$MSE = \frac{1}{XY} \sum_x \sum_y [I - I']^2 \dots\dots\dots (3.3)$$

Dimana *I (i,j)* adalah nilai aktual, *I'* adalah nilai nilai forecasting

d. Evaluasi Menggunakan RMSE

Nilai RMSE didapatkan dari rata-rata kuadrat dari perbedaan nilai estimasi dengan nilai observasi suatu data, semakin kecil nilai RMSE maka data tersebut semakin mendekati akurat. Nilai RMSE digunakan untuk mengukur kesalahan suatu model prediksi data yang bersifat kuantitatif (Putro dkk, 2021). Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai RMSE dapat dilihat pada rumus:

$$RMSE = \sqrt{\frac{(x'-x)^2 + (y'-y)^2}{n}} \dots\dots\dots (3.4)$$

Dimana (*x', y'*) merupakan nilai perhitungan, (*x, y*) merupakan nilai *exact*, dan *n* adalah jumlah data.

3.2.1 Implementasi Algoritma Prophet

Model Prophet untuk memprediksi harga Bitcoin diimplementasikan memakai *library fbprophet* di tool MATLAB. Cara yang dilakukan melalui

Decomposable Time Series Model yang memakai tiga komponen penting model: *Trend*, *Seasonality*, serta *Holidays*.

3.2.2 Koleksi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 2 dataset nilai Bitcoin berupa data *timeseries* harga bitcoin Dataset-1 yaitu periode 2016-2020 dan *timeseries* harga Ethereum Dataset-2 periode 2016-2020 yang terdiri dari 2 komponen data utama yaitu komponen *date* (tanggal), *Open* (harga pembukaan) dan *Close* (harga penutupan) yang dapat dilihat seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Dataset-1 Data series Bitcoin dan Dataset-2 Ethereum

No	Date	Open	Close	No	Date	Open	Close
1	29/04/2013	134.444	144.54	1	01/01/2016	0.933712	0.948024
2	30/04/2013	144	139	2	02/01/2016	0.947401	0.937124
3	01/05/2013	139	116.99	3	03/01/2016	0.93843	0.971905
4	02/05/2013	116.38	105.21	4	04/01/2016	0.972045	0.95448
5	03/05/2013	106.25	97.75	5	05/01/2016	0.953147	0.950176
6	04/05/2013	98.1	112.5	6	06/01/2016	0.950028	0.95086
7	05/05/2013	112.9	115.91	7	07/01/2016	0.955801	0.942005
8	06/05/2013	115.98	112.3	8	08/01/2016	0.942752	0.986789
9	07/05/2013	112.25	111.5	9	09/01/2016	0.985501	0.986833
10	08/05/2013	109.6	113.566	10	10/01/2016	0.985557	0.999231
11	09/05/2013	113.2	112.67	11	11/01/2016	0.999216	1.0616
12	10/05/2013	112.799	117.2	12	12/01/2016	1.0661	1.141
13	11/05/2013	117.7	115.243	13	13/01/2016	1.13547	1.1252
14	12/05/2013	115.64	115	14	14/01/2016	1.1221	1.18959
15	13/05/2013	114.82	117.98	15	15/01/2016	1.18444	1.20801
16	14/05/2013	117.98	111.5	16	16/01/2016	1.22046	1.22029
17	15/05/2013	111.4	114.22	17	17/01/2016	1.22147	1.32747
18	16/05/2013	114.22	118.76	18	18/01/2016	1.33231	1.42634
19	17/05/2013	118.21	123.015	19	19/01/2016	1.42261	1.37139
20	18/05/2013	123.5	123.498	20	20/01/2016	1.36318	1.53182
21	19/05/2013	123.211	121.99	21	21/01/2016	1.5327	1.55357
22	20/05/2013	122.5	122	22	22/01/2016	1.54703	1.50127
23	21/05/2013	122.02	122.88	23	23/01/2016	1.50412	1.97267
24	22/05/2013	122.89	123.889	24	24/01/2016	1.90054	2.1412
25	23/05/2013	123.8	126.7	25	25/01/2016	2.14764	2.49927
26	24/05/2013	126.3	133.2	26	26/01/2016	2.53274	2.27637
27	25/05/2013	133.1	131.98	27	27/01/2016	2.24744	2.38855
28	26/05/2013	131.986	133.48	28	28/01/2016	2.40645	2.52649

29	27/05/2013	133.5	129.745	29	29/01/2016	2.54298	2.49496
30	28/05/2013	129.77	129	30	30/01/2016	2.50772	2.44506
...
1705	30/12/2020	27360.09	28840.95	1705	31/08/2020	428.509	435.0797

Jumlah *record* data series Bitcoin dan Ethereum diatas terdapat dari 1705 *record* yang terdiri data tanggal 1 Januari 2016 sampai 31 Desember 2020.

3.3 Analisis Data

Pada analisis data dilakukan awal data sebelum dilakukan prediksi dengan metode yaitu:

1. Data Filling

Data *filling* adalah kegiatan untuk mengisi data yang hilang, rusak atau tidak sesuai dengan format yang seharusnya. Proses ini umum digunakan untuk mengisi dan membersihkan data *time series*. Proses data *filling* yang digunakan untuk penelitian ini menggunakan metode *resampling*. Fungsi dilakukannya *resampling* pada data agar frekuensi data yang sebelumnya terdapat banyak data yang hilang menjadi terisi.

2. Data Transformation

Data *transformation* bertujuan untuk melakukan *split* data menjadi data latihan dan data uji, hal ini dilakukan dalam penelitian untuk mengetahui seberapa akuratnya hasil prediksi melalui model yang dibuat terhadap data harga aktual *cryptocurrency* yang diprediksi. Proses ini menjadi dasar dalam melakukan evaluasi terhadap model yang telah dibuat.

3. Split Data

Split data bertujuan untuk melakukan pemisahan data menjadi data pelatihan dan data pengujian, hal ini dilakukan dalam penelitian untuk mengetahui seberapa akuratnya hasil prediksi melalui model yang dibuat terhadap data harga asli dari komoditas yang diprediksi. Proses ini menjadi dasar dalam melakukan evaluasi terhadap model yang telah dibuat

3.4 Metode Evaluasi

Pada penelitian ini dilakukan evaluasi data hasil prediksi pada Tabel 3.2 diatas dengan metode MAPE, MAE, MSE dan RMSE sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Actual - forecast}{Actual} \right| \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^n \left| \frac{134.44 - 144.54}{134.44} \right| \times 100\%$$

$$(0.07512 + 0.05241 + 0.08524 + 0.07542 + 0.06541 + 0.08524 + 0.05841 + 0.07541 + 0.0541 + 0.0584) / 10$$

$$MAPE = 0.0685$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Actual - forecast|$$

$$(-10.1 \ 3.2 \ 4.2 \ 2.1 \ 2.1 \ 2.2 \ 3.1 \ 2.2 \ 2.4 \ 1.4) / 10$$

$$MAE = 3.3$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} [I - I']^2$$

$$(-10.1)^2 + (3.2)^2 + (4.2)^2 + (2.1)^2 + (2.1)^2 + (2.2)^2 + (3.1)^2 + (2.2)^2 + (2.4)^2 + (1.4)^2 / 10$$

$$MSE = 1.294$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}{n}}$$

$$\sqrt{\frac{(-10.1)^2 + (3.2)^2 + (4.2)^2 + (2.1)^2 + (2.1)^2 + (2.2)^2 + (3.1)^2 + (2.2)^2 + (2.4)^2 + (1.4)^2}{10}}$$

$$RMSE = 1.1375$$

3.5 Perhitungan Metode Prophet

Langkah-langkah tersebut diatas dilakukan pada setiap parameter harga Bitcoin dengan menggunakan model Prophet yang dilakukan beberapa tahap proses sebagai berikut:

- a. Inisialisasi model Prophet.
- b. Pelatihan model menggunakan data latih.
- c. Prediksi harga *Bitcoin* Desember 2020.

d. Hitung nilai akurasi hasil prediksi dengan data aktual.

Langkah-langkah tersebut diatas dilakukan pada setiap parameter nilai bitcoin adalah model Prophet dengan komponen hari libur yang berisi daftar tanggal hari libur beserta nama atau keterangan dari hari libur tersebut ke dalam model adalah:

- a. Inisialisasi model Prophet dengan memanggil *library* Prophet.
- b. Pelatihan model menggunakan data latih untuk mendapatkan nilai parameter k adalah *growth rate*, m adalah parameter *offset*, δ_j adalah perubahan *rate* yang terjadi pada waktu s_j dan beta (β) adalah nilai *smoothing*.
- c. Peramalan harga bitcoin untuk harga tanggal September 2020.
- d. Hitung *error* hasil pengujian dengan metode evaluasi MAPE, MEA, MSE dan RMSE.

Sebagai contoh hasil pelatihan model Prophet dengan komponen hari libur pada data series bitcoin, diperoleh parameter model sebagai berikut:

$$k(k) = -0.07851021$$

$$m(m) = 0.52548751$$

$$\text{delta } (\delta) = 5.742733, 1.45206556, 2.26802925, 12.44822351, 2.58131703, \\ -2.04035143, 5.0191861, 3.23096440, 2.11728470, 3.45371308, 7.67108543, \\ -1.23214156, 21.19764124, 13.28373056, 12.85029024, 2.54890423, 2.12319630, \\ 2.44078735, 12.34940561, 3.22292108, 21.45900816, 12.52409655, 12.67220804, \\ 3.11330374, 4.12710112$$

$$\text{beta } (\beta) = -0.02098874, -0.07120342, -0.01166353, -0.02006526, 0.01058473, - \\ 0.0187285, -0.00240868, -0.01121322, -0.00316129, -0.00670446, 0.0049696, - \\ 0.00120573, 0.00613543, -0.01185237, 0.00047707, -0.01246227, -0.00336613, \\ 0.00257092, -0.00315759, 0.00166627, 0.00563669, 0.01218937, -0.00358263, - \\ 0.00725495, 0.0031632, 0.00228082.$$

$$\text{changepoint } (S) = 0.03043214, 0.06208156, 0.09342666, 0.12416312, 0.15702982, \\ 0.18867925, 0.22032867, 0.25167377, 0.28301887, 0.31466829, 0.35088253, \\ 0.3846622, 0.41539866, 0.44887401, 0.48265368, 0.51399878, 0.54808278, \\ 0.5839927, 0.61472915, 0.64546561, 0.67863664, 0.7093731, 0.74010956, \\ 0.7720633, 0.80371272$$

$$\text{gamma } (\gamma = -s_j * \delta_j) = -3.06581695e-09, -6.84179492e-09, -2.11894398e-02, - \\ 1.17312091e-02, -7.19403389e-09, 5.73651228e-09, 6.65213260e-08,$$

1.17304248e-07, -9.89797564e-09, -2.41781771e-08, 3.50569733e-02,
 7.58608311e-02, 9.12897226e-02, 6.21116196e-07, 9.07529004e-09, -
 1.31013405e-01, -1.70026037e-01, -1.09836608e-07, 9.15581045e-08,
 4.70474789e-01, 1.28873652e-01, 1.08115309e-07, 6.72923009e-08, -
 4.15625125e-06, -4.09660500e-01

kappa (κ) = -0.0044312, -0.0745623, 0.01500749, 0.01662182, -0.07344409, -
 0.01037614, -0.02388674, -0.14366054, 0.0378576, -0.0155326, -0.01010136,
 0.00124478, 0.19863303, -0.19577077

y_scale = 104

Start_date = 01 01 2016

t_scale = 1825 days (4 tahun data training + 1 tahun data testing) = 5 x 365 = 1825

Berikut contoh perhitungan peramalan nilai bitcoin untuk tanggal 1 september 2020.

a. Identifikasi trend (t).

Model ini menggunakan *linear trend*, sehingga persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$g(t) = (k + a(t)\top\delta)t + (m + a(t)\top\gamma)$$

forecast_date = 2020-09-01

$$t = (\text{forecast_date} - \text{start_date}) / t_scale$$

$$= ((2020-10-01) - (2016-01-01)) / 1825$$

$$= 1370/1825$$

$$t = 0.7506849315068493$$

$$a(t)\top\delta = \sum_{j:t>sj} \delta_j = 166.6247$$

$$a(t)\top\gamma = \sum_{j:t>sj} \gamma_j = 0.1754210025212$$

$$g(t) = (-0.07851021 + 166.6247) \times 0.7506849315068493 +$$

$$(0.52548751 + 0.1754210025212)$$

$$125.7246235033403$$

$$g(t) = 125.7246235033403$$

$$= 125.7246235033403 \times y_scale$$

$$= 125.7246235033403 \times 104$$

$$g(t) = 13075.36084434739$$

b. Identifikasi *seasonality (t)*

Pada metode ini menerapkan beberapa periode musiman seperti *yearly*, *weekly*, dan *monthly*. Sehingga variabel dan perhitungannya adalah seperti Tabel 3.3 berikut.

Tabel 3.3 Periode Musiman

Nama	Periode (P)	Fourier order (N)
<i>monthly</i>	30.5	5
<i>yearly</i>	365.25	10
<i>weekly</i>	7	3

$$X(t)=[\sin(2\pi(1)t/30.5),\dots,\sin(2\pi(5)t/30.5),\cos(2\pi(1)t/30.5),\dots,\cos(2\pi(5)t/30.5),\sin(2\pi(1)t/365.25),\dots,\sin(2\pi(10)t/365.25),\cos(2\pi(1)t/365.25),\dots,\cos(2\pi(10)t/365.25),\sin(2\pi(1)t/7),\dots,\sin(2\pi(3)t/7),\cos(2\pi(1)t/7),\dots,\cos(2\pi(3)t/7)]$$

$$X(t) = -0.02542666$$

$$t = \text{forecast_date} - (2016-01-01) \\ = (2020-10-01 - 2016-01-01) \\ = 1705$$

$$\beta = -0.02098874$$

$$s(t) = X(t)\beta \\ = -0.02542666 \times (-0.02098874)$$

$$s(t) = 0.0005336735558084 * y_scale (104)$$

$$s(t) = 0.0555020498040736$$

c. Identifikasi *holidays(t)*

$D = ['\text{Ascension of Jesus}', '\text{Ascension of the Prophet}', '\text{Birth of the Prophet}', '\text{Buddha's Birthday}', '\text{Chinese New Year}', '\text{Christmas}', '\text{Day of Silence/ Nyepi}', '\text{Eid al-Fitr}', '\text{Feast of the Sacrifice}', '\text{Independence Day}', '\text{Islamic New Year}', '\text{Labor Day}', '\text{New Year's Day}', '\text{Pancasila Day}']$

Karena tanggal 1 Oktober adalah bukan hari libur, maka

$$Z(t) = [1(t \in D1), \dots, 1(t \in DL)] \\ = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$$

$$\begin{aligned}
 h(t) &= Z(t)\kappa \times y_scale \\
 &= 0.0 \times 104 \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

d. Prediksi tanggal ke- t

Setelah diperoleh nilai *trend* dan *seasonality*, selanjutnya dilakukan peramalan untuk tanggal tersebut dengan persamaan berikut. $y(t) = g(t) + s(t) + h(t)$

$$\begin{aligned}
 &= 13075.36084434739 + (0.0555020498040736) + 0 \\
 &= 13075.4163463972
 \end{aligned}$$

Jadi hasil prediksi nilai bitcoin dengan Model Prophet dengan komponen hari libur dan musiman tambahan periode bulanan untuk tanggal 1 September 2020 adalah 13075.41 dan dibulatkan menjadi 13075.

e. Perhitungan Error Dengan Menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

Berikut adalah contoh perhitungan nilai error/kesalahan menggunakan MAPE dengan metode model Prophet dasar untuk peramalan parameter harga bitcoin pada 7 hari pertama bulan September 2020.

Tabel 3.4 Hasil peramalan harga bitcoin pada bulan September 2020

Hasil	Tanggal						
Tanggal	1-9-20	2-9-20	3-9-20	4-9-20	5-9-20	6-9-20	7-9-20
Harga Bitcoin Aktual	12875	12354	12520	12658	12752	12560	12700
Harga Prediksi	13075	12325	12512	12625	12712	12650	12685
Error	200	29	8	33	40	90	15
% Err Absolut	1.5533	0.2347	0.0639	0.2607	0.3136	0.7165	0.1181
Total Error Absolut	3.2610						

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y_i - y_{1i}}{y_i} \right| = \frac{1}{7} \times 3.26108933 = 0.4658699042857143 \times 100 = 46.58 \%$$

Dengan menggunakan Tabel 3.5 dapat diperoleh tingkat akurasi dengan metode MAPE.

Tabel 3.5 Nilai Akurasi Metode MAPE

Nilai MAPE	Akurasi
≤10%	Sangat Baik
11%-20%	Baik
21%-50%	Cukup Akurat / Layak
➤ 50%	Tidak Akurat/Buruk

Jadi hasil perhitungan akurasi prediksi harga bitcoin dengan Model Prophet menggunakan MAPE untuk 7 hari pertama bulan September 2020 adalah **46.58%** dan masuk kedalam kategori “Cukup Akurat/Layak” sesuai dengan Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Hasil Akurasi Metode MAPE

Hasil	Tanggal						
Tanggal	1-10-20	2-10-20	3-10-20	4-10-20	5-10-20	6-10-20	7-10-20
Harga Bitcoin Aktual	12875	12354	12520	12658	12752	12560	12700
Harga Prediksi	13075	12325	12512	12625	12712	12650	12685
Error	200	29	8	33	40	90	15
% Err Absolut	1.553	0.2347	0.0639	0.2607	0.3136	0.7165	0.1181
Total Err Absolut	3.2610						
MAE	28.571	4.142	1.142	4.714	5.714	12.857	2.142
TMAE	59.285						

f. Perhitungan *Error* Dengan Menggunakan MAE (*Mean Absolute Error*)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |actual - forecast|$$

Dimana:

Actual-Forecast : hasil pengurangan antara nilai asli dengan nilai hasil peramalan

n : jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan.

$$\text{MAE} = \frac{1}{7}x(12875 - 13075) + (12354 - 12325) + (12520 - 12512) + (12658 - 12625) + (12752 - 12712) + (12560 - 12650) + (12700 - 12685)$$

$$\text{MAE} = 59.28$$

g. Perhitungan Error Dengan Menggunakan RMSE (*Root Mean Squared Error*)

Nilai RMSE dapat dilihat pada rumus:

$$\text{RMSE} = \left(\frac{\sum (y_i - y'_i)}{n} \right)^{1/2}$$

y = nilai hasil aktual

y' = nilai prediksi

i = urutan data pada dataseries

n = jumlah data

Dimana (x' , y') merupakan nilai perhitungan, (x , y) merupakan nilai *exact*, dan n adalah jumlah data.

$$\text{RMSE} = (12875-13075)/7 + (12354-12325)/7 + (12520-12512)/7 + (12658-12625)/7 + (12752-12712)/7 + (12560-12650)/7 + (12700-12685)/7$$

$$\text{RMSE} = (0.4369644329439993)^{1/2}$$

$$\text{RMSE} = 0.6610328531502797$$

h. Perhitungan Error Dengan Menggunakan *Mean Squared Error* (MSE)

Pengukuran hasil akurasi prediksi harga bitcoin dapat dihitung dengan nilai MSE (*Mean Squared Error*) menggunakan persamaan:

$$\text{MSE} = \frac{1}{xy} \sum_x \sum_y [I - I']^2$$

Dimana $I(i,j)$ adalah nilai aktual, I' adalah nilai nilai forecasting

$$\text{MSE} = \frac{1}{49}x(12875 - 13075)^2 + (12354 - 12325)^2 + (12520 - 12512)^2 + (12658 - 12625)^2 + (12752 - 12712)^2 + (12560 - 12650)^2 + (12700 - 12685)^2$$

$$\text{MSE} = 51919/49 = 1059.57$$

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan pengujian prediksi nilai *cryptocurrency Bitcoin* dan *Ethereum* dengan algoritma Prophet, maka dapat disimpulkan:

1. Aplikasi yang dibangun dapat memproses data series *bitcoin* dan *Ethereum* tahun 2013 sampai 2020 dengan jumlah data sebanyak 1705 record.
2. Aplikasi yang dibangun dapat melakukan training data *cryptocurrency Bitcoin* dan *Ethereum* dengan algoritma Prophet dengan menggunakan *library* Prophet.
3. Hasil pengujian akurasi prediksi *Bitcoin* Dataset-1 dengan algoritma Prophet pada model MAPE adalah rata-rata sebesar 0.058242457, MAE sebesar 0.044599164, MSE sebesar 0.145533417, RMSE sebesar 0.005667983 dan rata-rata akurasi sebesar 94.40 %.
4. Hasil evaluasi pengujian prediksi pada Dataset-2 *Ethereum* dengan algoritma Prophet pada model MAPE adalah rata-rata sebesar 0.053027105, MAE sebesar 0.000113043, MSE sebesar 0.000129931, RMSE sebesar 0.001506323 dan rata-rata akurasi sebesar 94.69 %.

5.2 Saran

Saran-saran agar menggunakan data series *cryptocurrency Bitcoin* dan *Ethereum* dengan kombinasi hari libur nasional menggunakan parameter lebih dari dua misalnya *Date*, nilai *Open*, *High*, *Low* dan *close* untuk menaikkan nilai akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldi, M. W. P., Jondri, & Aditsania, A. (2018). Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin. *Jurnal Informatika*, 5, No(2), 3548. <http://openlibrarypublications.telkomniversity.ac.id>
- Arisandi, A. D., & Atika, L. (2020). Prediksi Mata Uang Bitcoin Menggunakan LSTM Dan Sentiment Analisis Pada Sosial Media. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 19(4), 559–566. <https://doi.org/10.32409/jikstik.19.4.370>
- Arslan, S. (2022). A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data. *PeerJ Computer Science*, 8(2020). <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.1001>
- Fatah, H., & Subekti, A. (2018). Prediksi Harga Cryptocurrency Dengan Metode K-Nearest Neighbours. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 14(2), 137. <https://doi.org/10.33480/pilar.v14i2.894>
- Ferdiansyah, Othman, S. H., Zahilah Raja Md Radzi, R., Stiawan, D., Sazaki, Y., & Ependi, U. (2019). A LSTM-Method for Bitcoin Price Prediction: A Case Study Yahoo Finance Stock Market. *ICECOS 2019 - 3rd International Conference on Electrical Engineering and Computer Science, Proceeding, October*, 206–210. <https://doi.org/10.1109/ICECOS47637.2019.8984499>
- Harahap, M., Andika, A. Z., Husein, A. M., & Dharma, A. (2022). Analisis Tren dan Perkiraan Pandemi COVID-19 di Indonesia Menggunakan Peramalan Metode Prophet :Sebelum dan Sesudah Aturan New Normal. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 9(1), 51. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2022914060>
- Jamila, A. U., Siregar, B. M., & Yunis, R. (2021). Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Arima. *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika*, 23(1), 99–105. <https://doi.org/10.31294/p.v23i1.9758>
- Jange, B. (2021). Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan Prophet. *Journal of Trends Economics and Accounting ...*, 2(1), 1–5. <https://journal.fkpt.org/index.php/jtear/article/view/168>
- Julpan, Nababan, E. B., & Zarlis, M. (2015). Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada. *Jurnal Teknovasi*, 02, 103–116.
- Larasati, K. D. (2020). *Prediksi Harga Bitcoin Berdasarkan Informasi*.
- Muzakki, M. A., Sabila, M. A., Sundari, S., & Wisnuadhi, B. (2021). Analisis Algoritma Prophet untuk Memprediksi Harga Pangan di Kota Bandung. *Prosiding Industrial Research Workshop and National Seminar*, 12, 659–664.
- Nabillah, I., & Ranggadara, I. (2020). Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut. *JOINS (Journal of Information System)*, 5(2), 250–255. <https://doi.org/10.33633/joins.v5i2.3900>
- Nasution, D. A., Khotimah, H. H., & Chamidah, N. (2019). Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN. *Computer Engineering, Science and System Journal*, 4(1), 78. <https://doi.org/10.24114/cess.v4i1.11458>

- Purwaningsih, T., & Kusumandari, G. E. (2021). Long Short Term Memory on Bitcoin Price Forecasting. *Mobile and Forensics*, 3(1), 26–31. <https://doi.org/10.12928/mf.v3i1.3857>
- Putro, E. A. N., Rimawati, E., & Vlandari, R. T. (2021). Prediksi Penjualan Kertas Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKomSiN)*, 9(1), 60. <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v9i1.548>
- Suryanto, A. A. (2019). Penerapan Metode Mean Absolute Error (Mea) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi. *Saintekbu*, 11(1), 78–83. <https://doi.org/10.32764/saintekbu.v11i1.298>
- Wildhanrahman, F. I., Abdulbaaqiy, C. L., & Dirhami, M. F. (2020). Prediksi puncak wabah Covid-19 di Indonesia menggunakan model logistik dan forecasting dengan FB Prophet. *Unri Conference Series: Community Engagement*, 2, 352–358. <https://doi.org/10.31258/unricsce.2.352-358>



LAMPIRAN-LAMPIRAN

PAPER NAME

Skripsi Dewi Baru -09juni-16-74 (1).pdf

AUTHOR

Dewi Ramadhani

WORD COUNT 17404

Words

CHARACTER COUNT 84332

Characters

PAGE COUNT 59

Pages

FILE SIZE

1.7MB

SUBMISSION DATE

Jun 11, 2023 10:09 PM GMT+7

REPORT DATE

Jun 11, 2023 10:10 PM GMT+7

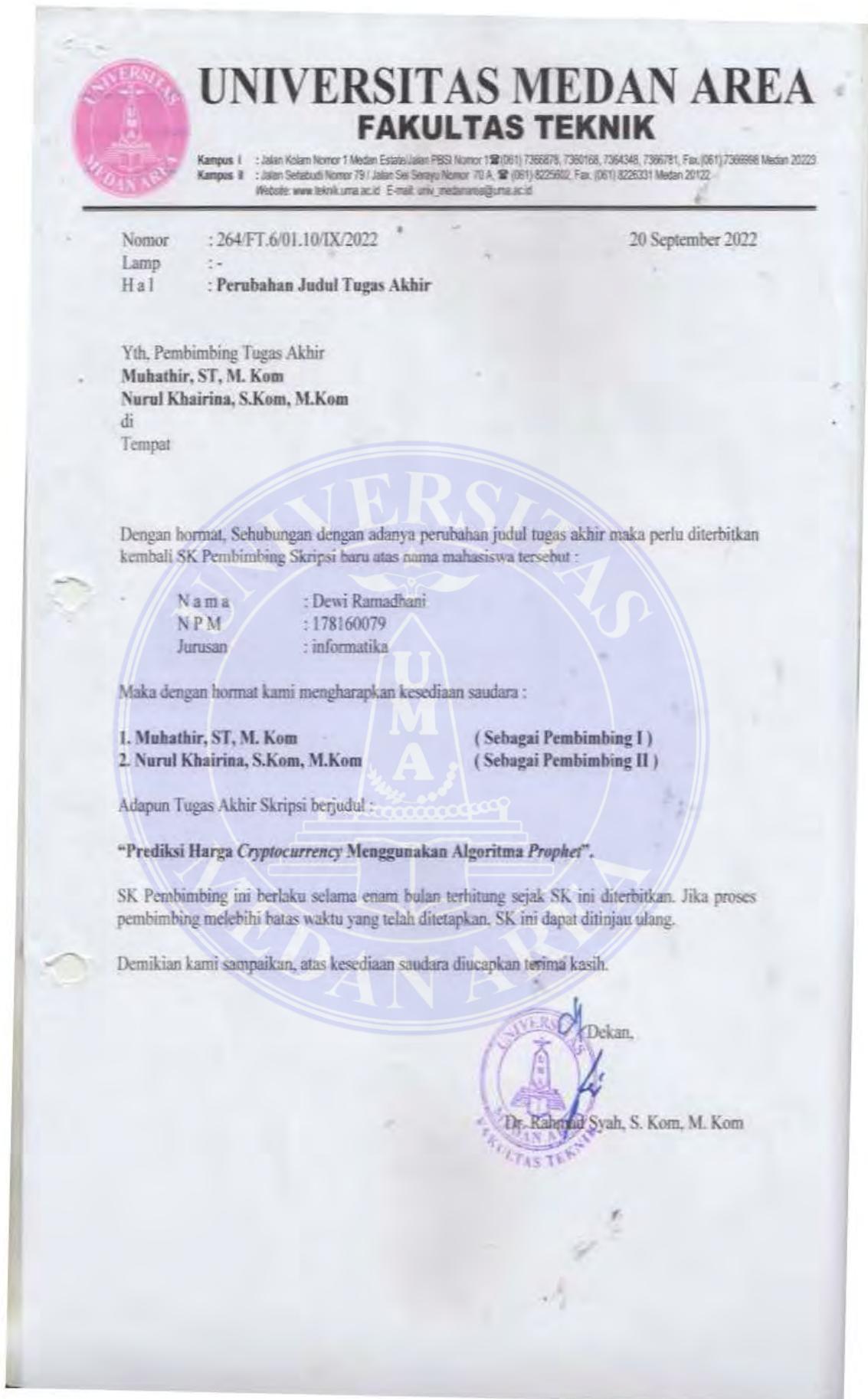
● 24% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 23% Internet database9% Publications
- Crossref databaseCrossref Posted Content
- 10% Submitted Works database
- database
- database

● Excluded from Similarity Report

- Small Matches (Less than 10 words)





UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 18 (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax (061) 7366998 Medan 2022
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, (061) 8229602, Fax (061) 8226331 Medan 20122.
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 388 /FT.6/01.10/XII/2022 24 Desember 2022
Lamp : -
Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

Yth. Kepala Laboratorium STMIK Triguna Dharma
Jln. A. H. Nasution No. 73 F
Di
Medan

Dengan hormat,
Kami mohon kesediaan Bapak/Ibu berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	NAMA	NPM	PRODI
1	Dewi Ramadhani	178160079	Teknik Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir pada perusahaan/Instansi yang Bapak/Ibu Pimpin.

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan ilmiah dan Skripsi yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana lengkap pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul penelitian :

Prediksi Harga *Cryptocurrency* Menggunakan Algoritma *Prophet*

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.



Dr. Rahmad Syah, S. Kom, M. Kom

Tembusan :

1. Ka. BAMAI
2. Mahasiswa
3. File

